Journal of Agricultural Machinery

Homepage: https://jame.um.ac.ir

Research Article
Vol. 13, No. 2, 2023, p. 195-211

Detection of *Chilo Suppressalis* using Smartphone Images and Deep Learning

M. Fallah[1], E. Ghanbari Parmehr[2*]

1- BSc Student, Department of Geomatics, Babol Noshirvani University of Technology, Babol, Iran
2- Assistant Professor, Department of Geomatics, Babol Noshirvani University of Technology, Babol, Iran
(*- Corresponding Author Email: parmehr@nit.ac.ir)
https://doi.org/10.22067/jam.2022.72647.1064

Received: 21 September 2021 Revised: 19 January 2022 Accepted: 31 January 2022 Available Online: 31 January 2022	**How to cite this article:** Fallah, M., & Ghanbari Parmehr, E. (2023). Detection of *Chilo Suppressalis* using Smartphone Images and Deep Learning. *Journal of Agricultural Machinery, 13*(2), 195-211. (in Persian with English abstract). https://doi.org/10.22067/jam.2022.72647.1064

Introduction

Rice is one of the most important main food sources in Iran and the world. The correct identification of the type of pest in the early stages of preventive action has a significant role in reducing the damage to the crop. Traditional methods are not only time-consuming but also provide inaccurate results, As a result, precision agriculture and its associated technology systems have emerged. Precision agriculture utilizes information technology such as GPS, GIS, remote sensing, and machine learning to implement agricultural inter-farm technical measures to achieve better marginal benefits for the economy and environment. Machine learning is a division of artificial intelligence that can automatically progress based on experience gained. Deep learning is a subfield of machine learning that models the concepts of using deep neural networks with several high-level abstract layers. This capability has led to careful consideration in agricultural management. The diagnosis of disease and predicting the time of destruction, with a focus on artificial intelligence, has been the subject of much research in precision agriculture. This article presents, in the first step, a trained model of the *Chilo suppressalis* pest using data received from the smartphone, validated with the opinion of experts. In the second step, we introduce the developed system based on the smartphone. By using this system, farmers can share their pest images through the Internet and learn about the type of pest on their farm, and finally, take the necessary measures to combat it. This operation is done quickly and efficiently using the developed artificial intelligence. In the continuation of the article, the second part introduces the materials and methods, and the third part presents the results. The fourth section also discusses and concludes the research.

Materials and Methods

Chilo suppressalis is one of the most important pests of rice in temperate and subtropical regions of Asia. The conventional approach employed by villagers to gather the *Chilo suppressalis* pest entails setting up a light source above a pan filled with water infused with a pesticide. At sunset, these insects are attracted to the light and fall into the water in the pan. This method is known as optical trapping. After catching the pest using optical traps, they are collected from the water surface, and their photo is taken with a mobile phone based on the location of the optical trap.

The proposed method in this research consists of three main steps. Firstly, the farmer utilizes the software provided by the extended version known as Smart Farm. The farmer captures an image of the *Chilo suppressalis* pest and sends it along with its location to the system. The Smart Farm software program carries out image processing and pest range detection operations. The user then verifies the accuracy of the pest detection. In the second step, the images sent by the farmer are processed by the pre-trained model within the system. The model analyzes the images and determines the presence of the pest. Finally, after identifying the type of pest, the results, along with recommended methods for pest control, are sent back to the farmer.

In summary, In this method, farmers employ the Smart Farm software to capture and transmit images of the *Chilo suppressalis* pest. The captured images then undergo image processing and pest range detection as the next steps in the process. The results, including pest identification and control methods, are then returned to the farmer.

Results and Discussion

The model has been designed with 400 artificial neural network processing units (APCs), achieving accuracy percentages of 88% and 92%. To conduct a more detailed study of the proposed model, the statistical criteria of recall and F-score were used. Based on the calculations, the trained model demonstrated a recall score of 91%. This criterion shows that the model was able to identify a large percentage of what was expected to be identified by the model. Additionally, the F-score, with an acceptable percentage of 88%, confirmed the accuracy of the trained model.

Conclusion

Researchers have always been highly interested in the valuable data freely provided by farmers for their studies and analyses. In this study, an intelligent system was designed for identifying types of pests such as worms and stalk eaters, which can automatically determine the pest type from the image sent by the farmer using artificial intelligence and deep learning. By utilizing the developed system, farmers can be informed of the type of pest present on their farm in the shortest possible time, with minimal required software training.

Keywords: Automatic pest detection, Intelligent agriculture, Machine learning, Smartphone

نشریه ماشین‌های کشاورزی
https://jame.um.ac.ir

مقاله پژوهشی
جلد ۱۳، شماره ۲، تابستان ۱٤۰۲، ص ۲۱۱-۱۹۵

تشخیص کرم ساقه‌خوار برنج (*Chilo suppressalis*) با کمک تصاویر تلفن هوشمند و یادگیری عمیق

محمد فلاح[1]، عبادت قنبری پرمهر[2*]

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۶/۳۰
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۱۱/۱۱

چکیده

در بین محصولات کشاورزی، برنج یکی از اصلی‌ترین منابع غذایی در کشورهای خاورمیانه، به‌ویژه ایران است. مقابله موثر و به‌هنگام با آفات مزارع برنج، یکی از بزرگ‌ترین چالش‌های پیش رو در زمینه زراعت این محصول است. کرم ساقه‌خوار برنج (*Chilo suppressalis*) از آفات کلیدی گیاه برنج در شمال ایران می‌باشد. در حال حاضر، تشخیص نوع آفت‌هایی که به مزارع برنج هجوم می‌برند به نیروی انسانی و تجربه کافی متکی است. تشخیص آفت در مراحل اولیه به‌منظور به حداقل رساندن خسارت به‌عنوان اقدام پیشگیرانه ضروری است. توسعه هوش مصنوعی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین، دریچه جدیدی را در صنایع مختلف از جمله کشاورزی صنعتی ایجاد کرده است. با استفاده از یادگیری ماشین می‌توان تا حدود زیادی از خطاهای موجود در شناسایی آفت جلوگیری کرد. از طرف دیگر در سال‌های اخیر همگانی شدن استفاده از تلفن همراه هوشمند و توسعه شیوه دریافت اطلاعات داوطلبانه، امکان پایش خودکار به‌منظور کاهش نیروی انسانی برای کشاورزان فراهم شده است. هدف از این تحقیق، شناسایی خودکار کرم ساقه‌خوار برنج با استفاده از تصاویر تلفن همراه و معرفی و توسعه یک برنامه کاربردی برای کشاورز جهت شناسایی دقیق آفت است. از برنامه کاربردی توسعه‌داده شده برای کشاورز به‌منظور دریافت تصاویر کرم ساقه‌خوار برنج برای آموزش شبکه عصبی عمیق استفاده شد. سپس، با استفاده از تکنیک‌های یادگیری عمیق به آموزش مدل پرداخته شد. نتایج حاصل نشان داد که مدل آموزش‌دیده با استفاده از تصاویر تلفن هوشمند با دقت ۹۲ درصد و صحت ۸۸ درصد عملکرد مناسبی در تشخیص آفت کرم ساقه‌خوار دارد.

واژه‌های کلیدی: تشخیص خودکار آفات، تلفن همراه هوشمند، کشاورزی هوشمند، یادگیری ماشین

مقدمه

برنج یکی از مهم‌ترین و اصلی‌ترین منابع غذایی در ایران و جهان به‌شمار می‌رود. با توجه به این‌که کمیت و کیفیت برنج بر اثر آفات مختلف کاهش می‌یابد، بنابر گزارش‌های جهادکشاورزی در سال گذشته دو میلیون و ۶۰۰ هزار تن برنج در سطح زیرکشت ۸۰۰ هزار هکتار تولید شد که این میزان از برنج تولیدی ۸۵ درصد نیاز کشور را تأمین می‌کند. کرم ساقه‌خوار برنج از آفات مهم مزارع برنج محسوب می‌شود، سالانه خسارت زیادی به محصول برنج وارد می‌سازد، از طرفی قسمت اعظم کنترل این آفت به‌وسیله آفت‌کش‌های شیمیایی (حشره‌کش‌های گرانول) صورت می‌گیرد. بنابراین شناسایی صحیح نوع آفت در مراحل اولیه برای اقدام پیشگیرانه نقش به‌سزایی در کاهش میزان خسارت وارده به محصول دارد. کرم ساقه‌خوار برنج[3] یکی از مهم‌ترین آفات برنج در مناطق معتدل و نیمه‌استوایی آسیا است (Dale, 1994). این آفت از راسته *Lepidoptere* و خانواده *Pyralidae* اولین‌بار در دنیا در سال ۱۸۶۳ توسط واکر[4] شناسایی و نام‌گذاری شد. لارو این آفت بر روی گیاه برنج در مرحله رشد منجر به زردی و خشکی گیاه می‌شود که به خسارت نسل اول[5] معروف است. در این مرحله با رشد ساقه‌های جانبی، گیاه در مقابل آفت عکس‌العمل نشان داده و با ایجاد ساقه‌های جدید از خسارت آفت تا حدی جلوگیری می‌کند. اما در مرحله خوشه‌دهی، تغذیه لارو منجر به

۱- دانشجوی کارشناسی، گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، بابل، ایران
۲- استادیار، گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، بابل، ایران
(*- نویسنده مسئول: (Email: parmehr@nit.ac.ir
https://doi.org/10.22067/jam.2022.72647.1064

3- Chilo suppressalis
4- Walker
5- Dead Hearts

خشکی گیاه می‌شود که این علامت را خسارت نـوع دوم[1] مـی‌نامنـد. مرحله دوم خسارت گیاه تقریبا در پایان مرحله رویش اسـت و امکـان ترمیم خسارت از طریق رشد ساقه‌های جانبی وجود ندارد. سـاقه‌هـای آلوده به آفت در این زمان در اثر وزش باد شکسته و باعث خرابی و از بین رفتن ساقه‌های سالم مجاور می‌گردد (Pathak, 1968).

درحال حاضر، آسیب‌شناسـان گیـاهی از یـک روش قـدیمی کـه به‌طور عمده متکی به پـیش‌بینـی بـا چشـم غیرمسـلح اسـت، بـرای درجه‌بندی شدت خسارت وارده به گیاهان استفاده می‌کنند. روش‌های سنتی نه‌تنها زمان‌بر هستند، بلکه نتایج غیردقیقی را نیز ارائه می‌دهند (Deshpande, Sengupta, & Raghuvanshi, 2014). تغییـر روش‌های کشاورزی از سنتی بـه صـنعتی و حمایـت از فنـاوری‌هـای نوظهور باعث افزایش سـرمایه‌گـذاری و تبـدیل آن بـه یـک صـنعت پررونق شده اسـت. از اواخـر دهـه ۱۹۸۰ بـه‌منظـور حـل مشـکلات کشاورزی سنتی، از قبیل آلـودگی محـیط‌زیسـت، هـدر دادن منـابع و همین‌طور برای تحقق توسعه کشاورزی، محققان سراسر جهان شروع به بررسی کاربرد کشاورزی دقیق و سیسـتم‌هـای ارتبـاطی هوشـمند کرده‌اند. کشاورزی دقیق می‌تواند از فناوری اطلاعـات ماننـد فنـاوری سیستم اطلاعات جغرافیایی، فناوری سنجش از دور و یادگیری ماشین استفاده کند تا به‌منظور دستیابی به منـافع بهتـر اقتصـادی و کـاهش خطرات محیط‌زیسـتی، از اقـدامات فنـی کشـاورزی در میـان مـزارع استفاده کند (Zhu, Zhang, & Sun, 2009).

مفهوم مشترک سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS) ساده نبـوده و بسیاری از مردم آن را به‌عنوان ابزار تولید نقشه می‌شناسـند. در واقـع، سیستم اطلاعات جغرافیایی یک محـیط پیچیـده متشـکل از نمـایش دیجیتالی مناظر، سنجش از دور، محـیط پایگـاه داده اسـت (Opara, 2004; Soomro, Naqvi, & Zheng, 2001). نقـش سیسـتم اطلاعات جغرافیـایی در کشـاورزی در حـال افـزایش اسـت چـرا کـه فناوری برای کسب، تحلیل و مدیریت داده‌های مـرتبط بـا مکـان بـر روی محصولات کشاورزی در حال پیشرفت است (Soomro, 2015). فن‌آوری GIS نقش مهمی در کشاورزی دقیق را بـا ارزیـابی شـرایط محصول و پیش‌بینی بازده، کشف بیماری‌ها و آفـات، نقشـه‌بـرداری و محل وقوع فاجعه، اطلاعات مدیریت تامین آب، مدیریت حیات‌وحـش و پیش‌بینی آب و هوا بازی می‌کنـد (Praveen & Sharma, 2020). در مالزی برای حمایت از تصمیم‌گیری و نظارت بر افـزایش پایـداری کشتزار روغن نخل، از GIS استفاده شـده اسـت. در ایـن پـژوهش از تصـاویر چنـد طیفـی و راداری سـنجش از دور و تلفیـق آن بـا GIS استفاده شـد تـا بـه‌صـورت مـوثر ایـن پـایش انجـام گـردد (Pohl, Kanniah, & Loong, 2016). در ارتباط بـا نقـش مهـم اطلاعـات جغرافیـایی داوطلبانـه مـی‌تـوان بـه تحقیقـات مـوردی کـه در شـهر Shuibian در استان Jiangxi در کشور چین انجام پذیرفتـه اشـاره کرد. در این تحقیـق اثـر بخشـی تلفیـق داده‌هـای VGI و مـدیریت تلفیقی آفت مورد بررسی قرار گرفت. با تجزیه و تحلیل خسارات به‌جا مانده از هجوم کرم ساقه‌خوار برنج که از طریق داده‌های داوطلبانـه‌ای کشاورزان به‌دست آمده است الگوهای پخش مکـانی ایـن آفـت را در سراسر منطقه آشکار کردند. این الگوها شـامل تـاریخ، میـزان شـدت آفت‌زدگی، جهت‌گیری یا تغییرات ساختاری مکانی آلودگی خوشـه‌هـا می‌باشد. این مطالعه موردی، شایستگی منحصـر بـه فـرد VGI را در افـزایش مـدیریت تلفیقـی آفـت نشـان مـی‌دهـد (Yan, Feng, & Chang, 2017).

کشاورزی به‌صورت روزانه با چالش‌های زیادی از زمان کاشت بذر تا برداشت محصول ماننـد تخریـب محصـول توسـط آفـات، اسـتفاده بی‌رویه آفت‌کش‌ها، عدم مدیریت صـحیح علـف‌هـای هـرز و فقـدان امکانات آبیاری و زهکشی روبه‌رو است. برای به حداقل رساندن تلفات محصولات کشاورزی، تشخیص نوع و شدت خسارت در مراحل اولیـه برای اقدام پیشگیرانه مورد نیاز است. با توجه به قابلیـت‌هـای هـوش مصنوعی و یادگیری ماشین در حل مسائل پیچیده، مـی‌تـوان از ایـن روش در بخش‌هـای مـذکور اسـتفاده نمـود (Karabatak & Ince, 2009). استفاده از روش‌های هوش‌مصنوعی به‌جای تصمیم‌گیری‌های سنتی علاوه براین‌که سبب افزایش بهره‌وری می‌گردد، از دقت بالایی نیز برخوردار است. امروزه صنعت کشاورزی به شدت نیازمند محاسبات و انجام عملیات تشخیص خودکار آفات با استفاده از هوش مصـنوعی است (Jha, Doshi, Patel, & Shah, 2019).

در طول ۵۰ سال گذشته، به دلیل سودمندی زیاد و کاربرد فراوان، هوش مصنوعی به‌طور مداوم توسعه‌یافته و در حـوزه‌هـای مختلـف از جمله کشاورزی مورد استفاده قرار گرفته است. نوآوری‌های فنی مانند کامپیوترها، اینترنت و گوشی‌های هوشمند ابتـدا در مراکـز پرجمعیـت شهری و سپس در مناطق روستایی مورد استفاده وسیع قـرار گرفتـه ولی یک زیرساخت دیجیتال بـا عملکـرد خـوب در منـاطق روسـتایی به‌منظور غلبه بر عدم دسترسـی بـه امکانـات شـهری و جلـوگیری از مهاجرت روستاییان به مناطق شهری ضروری است (Opara, 2004; Soomro *et al.*, 2001). با توجه به آماری که مرکز تحقیقات Pew[2] منتشرکرده است. میانگین ضریب نفوذ گوشی همراه هوشمند در سطح جهـانی، تـا پایـان سـال ۲۰۱۸، ۶۶ درصـد اسـت (Pew Research Center, Feb. 05, 2019). افـزایش نفـوذ تلفـن همـراه هوشـمند و رایانش ابری به نشر اطلاعات مرتبط به کشاورزی به کشاورزان کمک شایانی خواهد کرد. یکی از مزایای جریـان اطلاعـات ایـن اسـت کـه کشاورز می‌تواند تصمیمات مدیریتی بهتری را اتخاذ نماید.

1- White Heads

2- Pew Research Center

یادگیری ماشین[1] شاخه‌ای از هوش مصنوعی است که قابلیت پیشرفت خودکار بر اساس تجربه‌های کسب شده را دارد (Mitchell, Carbonell, & Michalski, 1986). به عبارت دیگر، یادگیری ماشین برای یافتن الگوها و جستجوی تغییرات کوچک، بر پایه‌ی بررسی و مقایسه‌ی داده‌هایی از مقادیر کوچک تا حجم عظیمی از داده استوار است و یکی از راه‌های دستیابی به هوش مصنوعی محسوب می‌شود. یادگیری عمیق یک زیر شاخه از یادگیری ماشین است که مفاهیم استفاده از گرافی با یال‌های زیاد و پیچیده با چندین لایه انتزاعی سطح بالا را مدل می‌کند.

این قابلیت موجب شده تا در مدیریت کشاورزی دقیق مورد توجه قرار گیرد. در کشاورزی دقیق اطلاعات مواد شیمیایی و تخریب آفات از نظر زمان و مکان مورد بررسی قرار می‌گیرند. تشخیص بیماری و پیش‌بینی بازده زمان تخریب، با محوریت هوش مصنوعی عنوان مقالات و پژوهش‌های زیادی در حوزه کشاورزی بوده است. تکنیک‌های یادگیری عمیق در طبقه‌بندی تصویر بسیار نویدبخش ظاهر شده‌اند در سال‌های اخیر، این تکنیک‌ها برای تجزیه و تحلیل بیماری‌های چای، سیب، گوجه‌فرنگی، انگور، هلو و گلابی مورد استفاده قرار گرفته است (Ngugi, Abdelwahab, & Abo-Zahhad, 2020). از جمله این پژوهش‌ها می‌توان به مقاله پنتازی و همکاران اشاره کرد که برای تشخیص مارتیغال[2] سالم و آلوده به سیاهک در طول رشد گیاه انجام شد (Pantazi *et al*., 2017). در تحقیق دیگری یک روش جدید براساس روند پردازش تصویر برای طبقه‌بندی و تشخیص خودکار قارچ گیاه توت‌فرنگی در محیط گلخانه توسعه داده شد که به‌صورت به‌هنگام اقدام به شناسایی و طبقه‌بندی انواع قارچ‌های این گیاه می‌کند (Ebrahimi, Khoshtaghaza, Minaei, & Jamshidi, 2017). در تحقیقی مشابه نیز برای تشخیص و غربالگری بیماری پوسیدگی طوقه برنج، از پردازش تصویر برای تشخیص دقیق پاتوژن‌های قارچ فوزاریوم برای دو واریته برنج استفاده شد (Chung *et al*., 2016). با توجه به تحقیقات انجام شده، تشخیص خودکار آفت محصول علاوه بر افزایش میزان تولید محصول، زمان تشخیص بیماری را نسبت به روش‌های سنتی کاهش می‌دهد. در استفاده از تکنیک یادگیری ماشین، محققان (Silveira & Monteiro, 2009) ابزاری را برای شناسایی خودکار الگوهای نقطه چشم پروانه *Bicyclus anynana*، با استفاده از یک الگوریتم یادگیری ماشین با ویژگی‌های مبتنی بر دایره‌ای و تقارن برای تشخیص نقاط چشمی روی تصاویر ایجاد کردند. این نرم‌افزار همچنین توانست الگوهای سایر گونه‌های پروانه را با موفقیت تشخیص دهد. ون و همکاران (Wen, Wu, Hu, & Pan, 2015)، برای شناسایی گونه‌های آفت بر اساس تصاویر، از ترکیب مناسب شکل، رنگ، بافت و ویژگی‌های عددی استخراج‌شده برای توصیف پروانه استفاده کردند. سپس تکنیک IpSDAE[3] برای شبکه عصبی عمیق طراحی شد که توانسته است پروانه‌های ایجادشده (پروانه‌هایی که توسط شبکه به‌صورت مصنوعی تولید شد) و پروانه‌های طبیعی را با دقت ۹۸/۱۳٪ شناسایی کند. در تحقیق لو و همکاران (Lu, Rustia, & Lin, 2019)، مدل طبقه‌بندی شبکه کانولوشن (CNN) را در ترکیب با تکنیک GAN[4] پیشنهاد دادند که برای این روش از یک دوربین Raspberry Pi v2 استفاده شد و حشرات مگس سفید و تریپس مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفتند و تصاویر مصنوعی از طریق افزایش داده مبتنی بر GAN ایجاد شد تا طبقه‌بندی CNN با داده‌های تصویری محدود افزایش یابد. در این روش شناسایی گونه حشره مگس با دقت ۸۵ تا ۹۵ درصد انجام شد. پیشرفت‌ها در شبکه‌های عصبی کانولوشن مبتنی بر یادگیری عمیق دقت طبقه‌بندی تصویر را تا حد زیادی بهبود بخشیده است با توجه به این‌که شبکه‌های کانولوشن در طبقه‌بندی تصاویر موفق بوده‌اند، رویکردهای مبتنی بر یادگیری عمیق در این مقاله برای تشخیص بیماری‌ها و آفات از تصاویر گیاه برنج توسعه داده شده است (Ngugi *et al*., 2020).

همان‌طور که تحقیقات جدید نشان می‌دهد با اضافه شدن تکنیک‌های شبکه عصبی عمیق روند شناسایی آفات گیاهی با دقت بیشتری انجام پذیرفت. تحقیقاتی که به آن اشاره شد برای اخذ تصویر نیاز به فرد متخصص و وجود شرایط نوری مناسب و یا استفاده از فناوری‌های مختلف برای شناسایی آفت وابسته هستند که امکان اجرای آن‌ها برای کشاورزان وجود ندارد. زیرا علاوه‌بر هزینه زیاد ساخت این دستگاه‌ها و استخدام نیروی کارآمد، زمان برای مبارزه با آفت برنج از دست خواهد رفت. نکته دیگری در این تحقیقات جدا بودن بخش تشخیص آفت و تحلیل‌های مکانی مبتنی بر GIS است. همواره عدم اطمینان از داده‌های ارسالی از داوطلب در VGI وجود خواهد داشت. بنابراین، نیاز به اعتبار داده‌های مکانی داوطلبانه همواره مورد توجه قرار گرفته است.

در پژوهش حاضر، در گام اول با استفاده از داده‌های دریافتی از تلفن هوشمند و اعتبارسنجی آن با نظر کارشناسان مدل آموزش دیده‌ای از آفت کرم ساقه‌خوار ارائه می‌شود. سپس، در گام دوم سامانه توسعه‌یافته بر پایه تلفن هوشمند معرفی می‌شود. با استفاده از این سامانه کشاورزان می‌توانند با به اشتراک‌گذاری تصاویر آفت از طریق اینترنت، به نوع آفت زمین زراعی خود آگاهی یابند و اقدامات لازم جهت مقابله با آفت را انجام دهند. این عمل در کمترین زمان ممکن

1- Machine Learning (ML)
2- Silybum marianum
3- Improved Pyramidal Stacked De-noising AutoEncoder (IpSDAE)
4- Generative adversarial network

با استفاده از هوش مصنوعی توسعه‌داده شده انجام می‌شود.

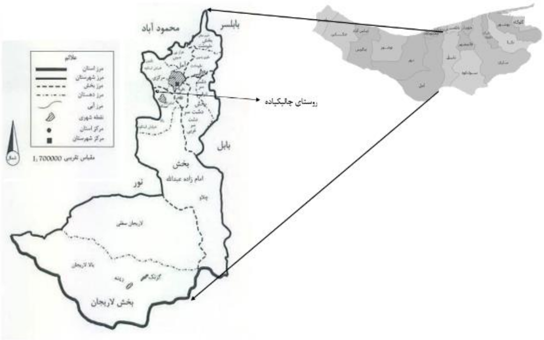
مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

زمین‌های کشاورزی واقع در روستای چالیکیاده شهرستان آمـل از توابع امامزاده عبدالله برای جمـع‌آوری داده‌هـای آفـت مـورد مطالعـه مطابق شکل ۱ انتخاب شد. در این روستا هر ساله در دو نوبت کشـت برنج انجام می‌شود. اقلام برنج تولیدی شامل گونه‌های پـر محصـول (فجر) و بومی (طارم هاشمی) بوده و فرآیند کشت محصـول از اواخـر اسفند ماه شروع و برداشت محصول در تیر ماه انجـام مـی‌شـود. ایـن روستا در طول جغرافیایی ‴۱۳ ′۱۷ °۵۶ و عـرض جغرافیـایی ″۸ ′۲۶ °۳۶ قرار گرفته است. شکل ۲ موقعیت منطقه مورد مطالعـه را نشـان می‌دهد.



شکل ۱- تصویر ماهواره‌ای از زمین‌های کشاورزی
Fig.1. Satellite image of agricultural lands



شکل ۲- موقعیت جغرافیایی منطقه
Fig.2. Geographical location of the region

جمع‌آوری داده

برای جمع‌آوری تصاویر کـرم سـاقه‌خـوار بـه تعـداد کـافی بـرای آموزش شبکه از روش سنتی اهالی روستا استفاده شـد. در ایـن روش مطابق شکل ۳ یک منبـع نـور را در بـالای تشـت پـر از آب حـاوی مقداری آفت‌کش قرار داده و هنگام غـروب آفتـاب ایـن حشـرات بـه دنبال نور جذب می‌شوند و بعد از چرخش زیاد به داخل آب موجـود در تشت سقوط می‌کنند. این روش به تله نوری (فرولایت) معروف است.

بعد از شکار آفت با اسـتفاده از تلـه نـوری آن‌هـا را از سـطح آب جمع‌آوری کرده و با گوشی همراه اقدام به عکس‌برداری از این حشره با توجه به موقعیت مکانی تله نوری می‌شود نمونه‌ای از این تصویر در شکل ۴ قابل مشاهده است.



شکل ۳- تله نوری مورد استفاده برای شکار آفت
Fig.3. Optical traps used for pest hunting



شکل ٤– نمایش حشرات کامل به تله‌افتاده کرم ساقه‌خوار برنج
Fig.4. Display of trapped insects of *Chilo suppressalis*

روش پیشنهادی

روش پیشنهادی در این تحقیق شامل سه مرحله اصلی است. ابتدا کشاورز با استفاده از نرم‌افزار توسعه‌یافته (مزرعه هوشمند) عکس دریافت شده از آفت کرم ساقه‌خوار را همراه با موقعیت مکانی آن برای سامانه ارسال می‌کند. عملیات پردازش تصویر و شناسایی محدوده آفت در برنامه نرم‌افزار مزرعه هوشمند انجام می‌پذیرد و کاربر صحت شناسایی آفت را تایید می‌کند. در گام دوم تصاویر ارسالی کشاورز در مدل از پیش‌آموزش‌دیده سامانه مورد تصمیم‌گیری قرار می‌گیرد و در گام نهایی بعد از تشخیص نوع آفت نتایج همراه با روش‌های مبارزه با این آفت برای کشاورز ارسال خواهد شد.

تمرکز اصلی این تحقیق بررسی امکان تشخیص آفت کرم ساقه‌خوار برنج با استفاده از تصاویر به‌دست آمده از تلفن همراه است. اما برای توسعه این روش سامانه‌ای طراحی شد تا کشاورز بتواند نیازهای کشاورزی خود را با صرف کمترین زمان برآورده کند. بنابراین، ابتدا با استفاده از تصاویر به‌دست آمده از تلفن هوشمند و صحت داده‌ها و تایید آن توسط کارشناسان کشاورزی مدل آموزش‌دیده را توسعه داده و پس از ساخت مدل که شامل وزن‌های آموزش دیده است در سرور بارگذاری می‌شود سپس زمانی‌که کشاورز تصویر آفت را در برنامه بارگذاری کند تصویر برای تشخیص در سرور فراخوانی می‌شود و توسط مدل توسعه داده شده نوع آفت تشخیص داده می‌شود و نتیجه برای کشاورز ارسال می‌شود. کل این مراحل در سرور انجام می‌پذیرد و این امکان باعث می‌شود نتایج به‌هنگام به دست کشاورز برسد و در نهایت برای بررسی دقت نتایج حاصل، شبکه عصبی براساس معیارهای ارزیابی مورد بررسی قرار می‌گیرد.

دریافت اطلاعات از کشاورز

محیط گرافیکی نرم‌افزار مطابق شکل ۵ نشان داده شده است. کشاورز برای استفاده از نرم‌افزار بایستی ابتدا مشخصات خود را به همراه موقعیت تقریبی زمین کشاورزی وارد نماید. سپس، برای تشخیص آفت، عکسی از آفت را همراه با برچسب موقعیت مکانی مطابق شکل ۶ برای این سامانه ارسال می‌کند.



شکل ٥– قسمتی از ورود اطلاعات کشاورز هوشمند
Fig.5. Part of smart farmer information entry

InfoCamera :Date & Time: 2021:02:22 19:34:38

Flash: 16
Focal Length: 1600/1000

GPS Datestamp: 16
GPS Latitude: 36/1,26/1,20043/10000
GPS Latitude Ref: N
GPS Longitude: 52/1,17/1,198560/10000
GPS Longitude Ref: E
GPS Processing Method: null
GPS Timestamp: 16:04:22

Image Length: 1440
Image Width: 2560

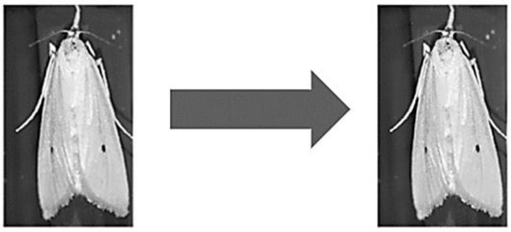
Camera Make: LG Electronics
Camera Model: LG-M700
Camera Orientation: 8
Camera White Balance: 0

شکل ٦– اطلاعات دریافتی از درخواست کشاورز
Fig.6. Information received from the farmer's request

پردازش تصاویر و شبکه عصبی عمیق

پیش‌پردازش داده‌های دریافتی

پردازش تصاویر دریافتی از کشاورز برای تشخیص کرم ساقه‌خوار از آفت‌های مشابه ضروری است. روشی که در این تحقیق پیشنهاد شده شامل پیش‌پردازش، بخش‌بندی و استخراج ویژگی است. ویژگی‌های تولیدشده از این مراحل برای تصمیم‌گیری و طبقه‌بندی به شبکه آموزش‌دیده ارسال خواهد شد تا عارضه یا آفت را تشخیص دهد. ابتدا عملیات پیش پردازش انجام می‌شود، تا علاوه بر انتخاب محدوده مورد نظر فیلترهای استاندارد مانند فیلترهای نرم‌کننده برای حذف نویز احتمالی هم روی داده‌ها انجام پذیرد. این کار می‌تواند در تلفن همراه هوشمند کاربر انجام شود و فایل بعد از انجام پیش‌پردازش در سرور بارگذاری شود. با این عمل سرعت بارگذاری داده بیشتر خواهد شد و کاربر هزینه کمتری بابت انتقال اطلاعات می‌پردازد. پردازش تصویر باعث می‌شود تا کیفیت تصویر بهبود یافته و تصحیحات هندسی مورد نظر بر روی تصویر اعمال شود (Hornberg, 2017). برای شناسایی و طبقه‌بندی تصاویر با پیچیدگی زیاد می‌توان از شبکه‌های عصبی استفاده نمود. تصاویر دریافتی از کاربر مطابق شکل ۷ به تصویر خاکستری تبدیل می‌شوند تا عملیات پردازش با سرعت بیشتری انجام پذیرد. سپس پس زمینه تصویر از تصویر با استفاده از رابطه (۱) حذف می‌شود.



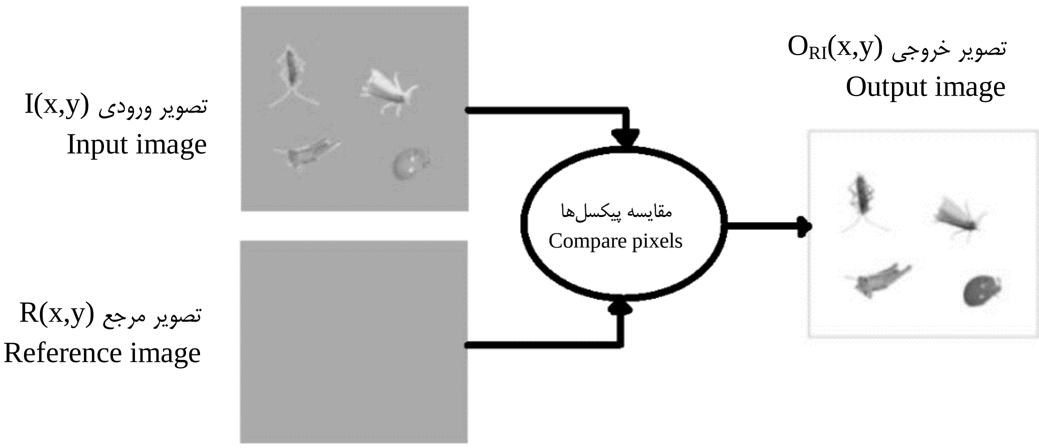
شکل ۷- تبدیل عکس رنگی به درجه خاکستری

Fig.7. Converting a color photo to a gray degree

روش مورد استفاده برای تشخیص آفت حشرات در تصویر ساده و در عین حال کارآمد است. دو تصویر در تشخیص تفاوت، مورد استفاده قرار می‌گیرد. تصویر اول به‌عنوان تصویر مرجع عمل کرده و تصویر دوم به‌عنوان تصویر ورودی عمل می‌کند. این دو تصویر با هم مقایسه شده و تفاوت در مقادیر پیکسل تعیین می‌شود. اگر مقادیر پیکسل ورودی برابر با مقادیر پیکسل مرجع نباشد مقدار پیکسل ورودی به‌عنوان پیکسل تصویر خروجی ذخیره خواهد شد و اگر مقدار پیکسل تصویر ورودی برابر با تصویر مرجع باشد، پس‌زمینه سفید خواهد شد. برای مشخص کردن تفاوت تصویر مرجع و ورودی، رابطه (۱) مورد استفاده قرار گرفت (Miranda, Gerardo, & Tanguilig, 2014):

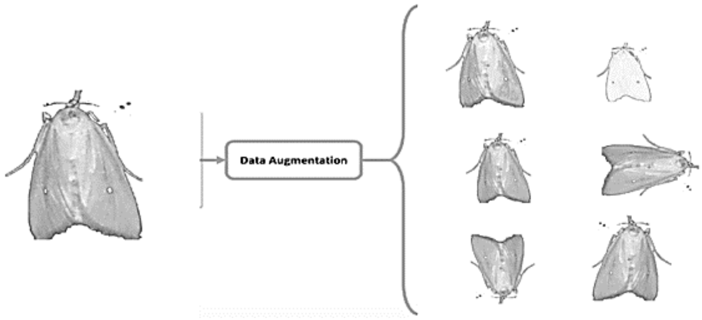
$$O_{RI}(x,y) = \begin{cases} 255\ , & if\ R(x,y) = I(x,y) \\ I(x,y), & if\ R(x,y) \neq I(x,y) \end{cases} \qquad (۱)$$

در این رابطه، مختصات x، y پیکسل‌های خروجی در عکس اولیه یعنی عکس رنگی جاگذاری شده و شکل حشره به‌صورت رنگی مطابق تصاویر شکل ۸ از عکس خام اولیه جدا می‌شود.



شکل ۸- مراحل پردازش

Fig.8. Processing steps



شکل ۹- تولید داده‌های آموزشی مصنوعی
Fig.9. Production of artificial train data

آموزش مدل برای تشخیص آفت

در این مقاله به دلیل محدودیت تعداد عکس‌های مورد نیاز بـرای تولید ساختارهای شبکه‌ای فقط از عکس‌های پروانه کـرم سـاقه‌خـوار استفاده شده است. این عکس‌ها از منابع مختلفـی از جملـه گوگـل و جمع‌آوری میدانی مورد استفاده قرار گرفته است. روش پیشـنهادی بـا کتابخانه TensorFlow 1.13.1 و چارچوب نرم‌افزاری Keras 2.2.4 مورد استفاده قرار گرفت. نمونه مورد اسـتفاده دارای ۹۰ تصـویر کـرم ساقه‌خوار و ۶۰ تصویر شامل دیگر حشرات بوده است. اما ایـن تعـداد نمونه برای آموزش شبکه کافی نمـی‌باشـد. از طـرف دیگـر، دریافـت نمونه‌های زیاد، نیازمند صـرف هزینـه و زمـان زیـادی اسـت. عمـوم مدل‌های یادگیری عمیق به‌خاطر پارامترهای زیادی کـه دارد نیازمنـد حجم زیادی از داده‌های آموزشی هستند که همیشه ایـن حجـم زیـاد داده آموزشی در دسترس نیست. یکی از روش‌های استفاده شده برای افزایش تـعـداد نمونـه‌هـای آموزشـی شـیوه‌ی «داده‌افزایـی[1]» اسـت. انعکاس، اضافه‌کردن نویز، تغییر رنگ، تغییـر انـدازه و بـرش تصـاویر ازجمله شیوه‌های داده‌افزایـی هسـتند (Ba & Frey, 2013). در ایـن مقاله از تابع سازنده Image Data Generator برای تولید نمونه‌های تصادفی استفاده شد. یکی از تکنیک‌های مورد استفاده تکنیک شیفت عمودی و افقی تصاویر می‌باشد. این کار به معنای هـل دادن تمـامی پیکسل‌های تصویر در یک جهت مشخص است در حـین ایـن عمـل اندازه تصویر ثابت است. تکنیک دیگری که مورد استفاده قرار گرفتـه است تکنیک چرخش تصویر به مقدار تصـادفی مـی‌باشـد. ایـن روش جهت تقویت دیتاست از چرخش و دوران تصاویر اسـتفاده مـی‌شـود و هر تصویر به مقداری تصادفی در جهت عقربه‌های ساعت می‌چرخـد. تکنیک آخری که برای تولید نمونه‌های مصنوعی مورد اسـتفاده قـرار گرفت تکنیک برگرداندن تصاویر از چپ بـه راسـت و بـالا بـه پـایین می‌باشد. برگرداندن تصویر به معنای معکوس کردن جهت ردیف‌ها یا ستون‌های پیکسل‌های یک تصویر است که در نهایت موجب می‌شود محورهای عمودی یا افقی تصویر برعکس شوند (شکل ۹).

در نهایت ۱۲۱۳ تصویر برای آموزش شبکه و ۵۲۱ تصـویر بـرای آزمایش شبکه که مقدار ۳۰ درصد از داده آموزشـی اسـت بـه منظـور اعتبارسنجی[2] مورد استفاده قرار گرفـت. اسـتفاده از تکنیـک افـزایش داده‌های آموزشی امری رایـج در آمـوزش شـبکه‌هـای عمیـق اسـت. به‌عنوان مثال کاسـرینی و همکـاران (Kusrini *et al.*, 2020) بـرای شناسایی آفت‌های درخت انبه با استفاده از تکنیک افزایش داده تـعـداد داده‌های آموزشی را از ۵۱۰ تصویر به ۶۲۰۴۷ تصویر افزایش دادند. از طرف دیگر، خان رمکی و همکـاران (Khanramaki, Askari Asli-Ardeh, Kozegar, & Loni, 2020) از تکنیـک افـزایش داده بـا چرخش تصویرها با زوایایی مختلف و همین‌طور از تکنیک برگرداندن تصاویر از چپ به راست و بـالا بـه پـایین اقـدام بـه تولیـد داده‌هـای مصنوعی کردند که موجب بهبود دقـت شـبکه طراحـی‌شـده گردیـد. استفاده از تکنیک‌های دیگر برای تولید داده‌هـای مصـنوعی احتمـال ایجاد تصاویری که در واقعیت وجود ندارند را زیاد می‌نماید. بـه‌عنـوان مثال، استفاده از تکنیک تغییر فضای رنگی احتمـال تولیـد یـک کـرم ساقه‌خوار با رنگ غیر واقعی را افزایش می‌دهد که موجب تمـایز بـین داده‌هایی می‌شود که در دنیایی واقعی وجود ندارند.

راهکار دیگر برای جلوگیری از بـیش‌بـرازش در شـبکه یـادگیری عمیق و افزایش کارایی مدل استفاده از «نظـم‌دهـی[3]» اسـت. اضـافه کردن پارامتر نظم‌دهی، مقادیر درون ماتریس وزن را کـاهش خواهـد داد و ایـن موضـوع شـبکه عصـبی را همگـرا مـی‌کنـد. در یـادگیری عمیق هدف به حداقل‌رسانی تابع هزینه رابطه (۲) است.

$$J\left(w^{[1]}, b^{[1]}, \ldots, w^{[L]}, b^{[l]}\right) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} L\left(\hat{y}^{(i)}, y^{(i)}\right) \qquad (۲)$$

در رابطه (۲)، L مـی‌توانـد هـر تـابع هزینـه باشـد. حـال، بـرای نظم‌دهی L2 پارامتری به‌منظور تنظیم وزن‌ها اضافه می‌شود که رابطه

1- Data Augmentation

2- Validation

3- Regularization

(۳) حاصل خواهد شد.

$$J\left(w^{[1]}, b^{[1]}, \dots, w^{[L]}, b^{[l]}\right) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} L\left(\hat{y}^{(i)}, y^{(i)}\right) + \frac{\lambda}{2m}\sum_{l=1}^{L} [\![w^{[L]}]\!]_F^2 \qquad (۳)$$

در این‌جا که λ (لاندا) پارامتر نظم‌دهی می‌باشد، F به‌عنوان پارامتر نرمال Frobenius شناخته می‌شود و درواقع برابر با مجذور نرمال یک ماتریس می‌باشد. لاندا پارامتری است که وابسته به شرایط می‌تواند تنظیم شود یعنی مقدار بالای وزن‌ها با درنظر گرفتن مقدار بالایی برای لاندا قابل‌کنترل خواهد بود و به‌طور مشابه مقدار کم برای لاندا به‌منظور تنظیم مقدار کم وزن‌ها درنظر گرفته می‌شود. از آن‌جایی که تابع هزینه باید حداقل‌رسانی شود، تناسب مطرح‌شده منطقی به نظر می‌رسد و با اضافه کردن مجذور نرمال ماتریس وزن‌ها و ضرب آن در پارامتر نظم‌دهی، وزن‌های زیاد به نوعی تنظیم و تابع هزینه کاهش می‌یابد. معمولا برای کاهش بیش‌برازش مدل در شبکه‌های کانولوشن از عملگر «رهاسازی[1]» استفاده می‌شود. رهاسازی روشی برای منظم‌سازی است و خطای تعمیم‌پذیری را با کاهش گنجایش مدل کمتر می‌کند؛ بدین ترتیب که در هر دور آموزشی، به جای استفاده از همه نورون‌ها، تنها برخی از نورون‌ها (با احتمال p) فعال می‌شوند. هنگام آموزش، بعضی از نورون‌ها خاموش می‌شود تا در هر تکرار، شبکه‌ها باهم متفاوت باشند. شکل ۱۰ نحوه خاموش کردن نورون‌ها را نشان می‌دهد که هر ورودی y_i را در یک نورون r_i که یک توزیع دونقطه‌ای با خروجی ۰ و ۱ (با توزیع برنولی) است، ضرب می‌شود.

بدون اجرای رهاسازی، گذر رو به جلو در مرحله آموزشی چنین شکلی خواهد داشت:

$$Z_i^{(l+1)} = w_i^{(l+1)} y^l + b_i^{(l+1)}, \; y_i^{(l+1)} = f\left(Z_i^{(l+1)}\right) \qquad (۴)$$

در این رابطه، ورودی تابع فعال‌سازی (f) در واقع همان حاصل‌ضرب جمع وزن‌ها (w) در ورودی (y) است. اما بعد از اجرای رهاسازی، گذر رو به جلو بدین شکل خواهد بود.

$$\begin{aligned} & r_i^{(l)} \sim Bernoulli(p), \hat{y}^{(l)} = r^{(l)} * y^{(l)}, \\ & Z_i^{(l+1)} = w_i^{(l+1)} \hat{y}^l + b_i^{(l+1)} \\ & y_i^{(l+1)} = f\left(Z_i^{(l+1)}\right) \end{aligned} \qquad (۵)$$

در خط دوم این معادله یک نورون r به معادله اضافه می‌شود که یا (به احتمال p) با ضرب وزن در ۱ آن را نگه می‌دارد یا این‌که (به احتمال 1-p) با ضرب آن در ۰ آن را خاموش می‌کند؛ ادامه گذر رو به جلو، مشابه زمانی است که از تکنیک رهاسازی استفاده نشود (Baldi & Sadowski, 2014)

1- Dropout

الگوریتم آموزش شبکه عصبی کانولوشن

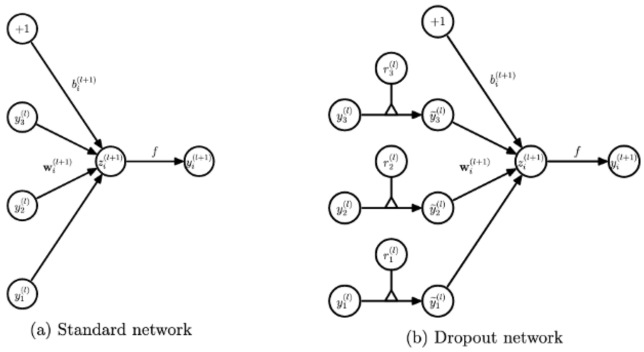
شبکه‌های عصبی کانولوشن از این واقعیت که ورودی شامل تصاویر است استفاده کرده و معماری شبکه را به روش منطقی محدود می‌کند. یک شبکه کانولوشن از چند لایه تشکیل می‌شود و هر لایه شیوه کار ساده‌ای دارد که در آن یک توده سه‌بعدی ورودی را دریافت کرده و با استفاده از توابعی مشتق‌پذیر[2] به یک توده سه‌بعدی خروجی تبدیل می‌کند. قرارگیری یک لایه تجمیع[3] بین چندین لایه کانولوشن امری رایج است. وظیفه‌ی این لایه کاهش اندازه مکانی (عرض و ارتفاع) تصویر (ورودی) به جهت کاهش تعداد پارامترها، محاسبات و کنترل بیش‌برازش در داخل شبکه است. لایه تجمیع به‌صورت مستقل بر روی هر برش عمقی از توده ورودی عمل کرده و آن را با استفاده از عملیات بیشینه‌سنجی[4] از لحاظ مکانی تغییر اندازه می‌دهد. خلاصه‌ای از این معماری را می‌توان در شکل ۱۱ مشاهده کرد.

رایج‌ترین شکل استفاده از این لایه کاهشی به‌صورت فیلترهای با اندازه ۲×۲ به همراه اندازه گام ۲ است که هر برش عمقی در ورودی را با حذف ۲ عنصر از عرض و ۲ عنصر از ارتفاع کاهش داده و باعث حذف ۷۵٪ مقادیر موجود در آن برش عمقی می‌شود. در این عملیات بعد عمق بدون تغییر باقی می‌ماند. به‌طور کلی لایه تجمیع یک توده با اندازه W×H×D را به‌عنوان ورودی دریافت می‌کند و با توجه به اندازه پنجره و اهداف شبکه، مقدار میانگین یا بیشینه موجود در آن را در خروجی ارائه می‌دهد. اعمال این لایه بر روی لایه ورودی، باعث می‌شود که ابعاد ورودی به‌تدریج کاهش یابد (Tajbakhsh *et al.*, 2016).

شبکه کانولوشنی پیشنهادی

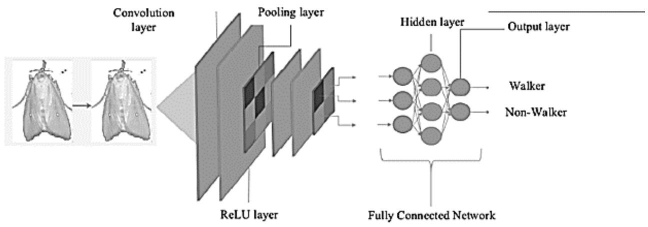
آموزش شبکه به معنی به حداقل رساندن تابع هزینه بر حسب خروجی‌های واقعی شبکه در مقایسه با خروجی‌های مطلوب شبکه است. این کار از طریق اصلاح وزن‌ها و بایاس‌ها صورت می‌گیرد. شبکه کانولوشنی دارای معماری‌های مختلفی هستند که برای اهداف خاصی طراحی شده‌اند که می‌توان AlexNet, GoogleNet, VGG را نام برد. اما شبکه‌های کانولوشنی همراه از معماری‌های آماده پیروی نمی‌کنند و با سعی و خطا طراحی می‌شوند. در این مقاله هم پارامترها، تعداد تکرار، تعداد لایه‌های کانولوشنی[5] و نوع تابع فعال‌سازی[6] تا حدود زیادی با سعی و خطا اعمال شده است.

2- Differentiable Function
3- Pooling
4- Max pooling
5- Convolutional layer
6- Activation Function



شکل ۱۰– سمت چپ شبکه اصلی با یک لایه پنهان و سمت راست نحوه عملکرد تکنیک رهاسازی در این شبکه

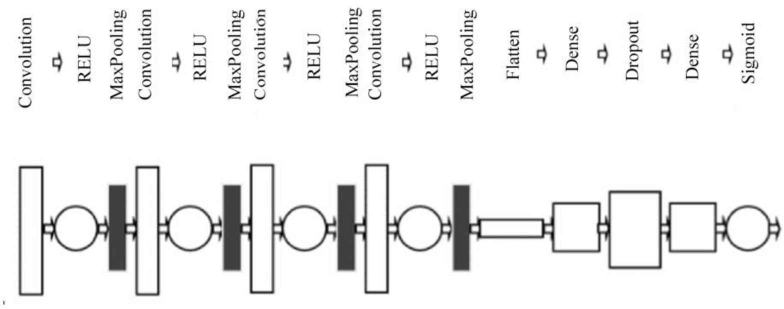
Fig.10. The left is a basic hidden layer network, and the right is how dropout work on this network



شکل ۱۱– معماری کلی شبکه

Fig.11. General network architecture

بنابراین روش آموزش مورد استفاده در ساختار پیشنهادی، روش آموزش نظارت‌شده است. در این روش یک سرپرست بر رفتار یادگیرنده نظارت می‌کند و نحوه عملکرد صحیح را به او یادآور می‌شود. به بیان دیگر، سیستم یادگیرنده، مجموعه‌ای از زوج‌های داده متشکل از ورودی شبکه و خروجی مطلوب است. پس از اعمال ورودی شبکه، خروجی آن با خروجی مطلوب مقایسه شده و خطای یادگیری محاسبه و از آن برای اصلاح پارامترهای شبکه به گونه‌ای استفاده می‌شود که اگر به‌طور مجدد به شبکه همان ورودی‌ها داده شود، خروجی شبکه به خروجی مطلوب نزدیک‌تر شود (Najaf-Zadeh & Ghaffari, 2020). در این روش تصاویر به‌صورت دسته‌های ۱۶تایی به شبکه وارد می‌شود. معماری روش پیشنهادی در تصویر شماره ۱۲ نشان داده شده است و سپس در ادامه مهم‌ترین لایه‌های این معماری به‌صورت خلاصه توضیح داده شده است.



شکل ۱۲– شبکه کانولوشنی پیشنهادی

Fig.12. Proposed convolutional network

شبکه کانولوشنی شامل لایه‌های کانولوشنی، لایه‌های کاهش اندازه، لایه Flatten و لایه‌های تمام‌متصل Dense است. لایه کانولوشنی را می‌توان چشم‌های شبکه کانولوشن دانست به‌طوری که نورون‌های موجود در این لایه به دنبال ویژگی‌های خاصی هستند. اگر آن‌ها ویژگی‌های مورد نظر خود را پیدا کنند، تابع فعال‌ساز آن‌ها فعال می‌شود. عملیات کانولوشن در تصویر این‌گونه عمل می‌کند که فیلتر با

سایز موردنظر بر روی تصویر اصلی حرکت کرده و در هر لحظه آرایه‌های ماتریس فیلتر روی آرایه‌های پیکسل‌های تصویر قرار گرفته و ضرب می‌شوند. درنهایت حاصل تمام نقاط با یکدیگر جمع می‌شوند و به ازای هر قسمت فیلترشده یک عدد به‌دست می‌آید. در مرحله بعد، فیلتر یک واحد به سمت راست رفته و مجدد عملیات تکرار می‌شود. این عملیات تا زمانی پیش می‌رود که محاسبات روی کل پیکسل‌های تصویر انجام شوند. درنهایت یک ماتریس جدید تولید می‌شود. در این مقاله از ۴ لایه کانولوشنال با تابع فعال‌سازReLU ، که در هر لایه ۱۶ فیلتر با ابعاد ۳×۳ قرار دارد، استفاده شده است. تابع ReLU یک تابع غیرخطی است (رابطه ۶) که با خطاهای پس‌انتشار مواجه نمی‌شود. علاوه بر این، اگر در شبکه‌های عصبی بزرگ‌تر به جای تابع sigmoid از تابع ReLU استفاده شود، سرعت مدل‌سازی بیشتر شده و در نتیجه مدت زمان مدل‌سازی کاهش می‌یابد.

$$f(x) = Max(x, 0) \quad (۶)$$

لایه‌های کاهش اندازه به‌صورت دوره‌ای در بین لایه‌های کانولوشن متوالی قرار دارند. قرار دادن یک لایه Pooling معمولاً بین چند لایه کانولوشنی پشت سر هم در یک معماری کانولوشنی امری بسیار رایج است و از آن برای کاهش اندازه نگاشت ویژگی‌ها و پارامترهای شبکه می‌توان استفاده کرد. کارکرد این لایه کاهش اندازه مکانی تصویر به جهت کاهش تعداد پارامترها و محاسبات در داخل شبکه و بنابراین کنترل بیش‌برازش است.

لایه Flatten یک لایه مهم است که بین لایه‌های استخراج ویژگی کانولوشنی و طبقه‌بندی خروجی قرار می‌گیرد. این لایه داده‌هایی که قصد ورود به مرحله طبقه‌بندی دارند را به بردار تبدیل می‌کند.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (۷)$$

آخرین لایه، لایه‌های تمام متصل Dense است که بعد از لایه‌های کانولوشنی قرار می‌گیرند. این لایه‌ها تقریباً ۹۰ درصد پارامترهای یک شبکه کانولوشنی را شامل می‌شوند. لایه‌های تماماً متصل نتیجه شبکه را در قالب یک بردار با اندازه مشخص ارائه می‌کنند. از این بردار برای دسته‌بندی تصاویر استفاده می‌شود و یا این‌که از آن، جهت ادامه پردازش‌های بعدی بهره برد. در بسیاری از شبکه‌های عصبی توصیه می‌شود که از توابعی مانند sigmoid استفاده شود. زیرا خاصیت غیر خطی بودن آن‌ها، در ترکیب با یکدیگر قادر به شناسایی الگوهایی به مراتب پیچیده‌تر منجر می‌شود. این تابع هر مقدار را به یک مقدار از ۰ تا ۱ نگاشت می‌کند و کمک می‌کند تا مجموع وزنی ورودی‌ها نرمال‌سازی شوند (Elfwing, Uchibe, & Doya, 2018). بعد از آن، مشتق تابع sigmoid برای کمک به محاسبه تنظیمات اساسی وزن ها گرفته می‌شود. خروجی تابع سیگموئید (رابطه ۷) می‌تواند برای تولید مشتق آن مورد استفاده قرار بگیرد. باتوجه به مزایای ذکرشده، در این مقاله در لایه تمام‌متصل از الگوریتم طبقه‌بندی sigmoid استفاده شده است.

تابع هزینه تفاوت نتیجه واقعی و نتیجه پیش‌بینی‌شده را مشخص می‌کند و با استفاده از این تابع هزینه مقادیر وزن‌های شبکه عصبی به‌روزرسانی می‌شود و شبکه را به سمت جواب‌های بهتر سوق می‌دهد. توابع هزینه مختلفی برای شبکه‌های عمیق معرفی شد یکی از رایج‌ترین تابع‌های هزینه Cross Entropy است که در طبقه‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرد و دارای دو نوع اختلاف آنتروپی دو دویی[1] و اختلاف آنتروپی موضوعی[2] می‌باشد که در این مقاله به دلیل تعداد خروجی مورد نظر تابع هزینه به‌صورت binary_crossentropy انتخاب شد. استفاده از تابع بهینه‌ساز و نرخ یادگیری و همچنین از تابع Adamax برای بهینه‌سازی تابع هزینه با نرخ یادگیری 1e-5 استفاده شد.

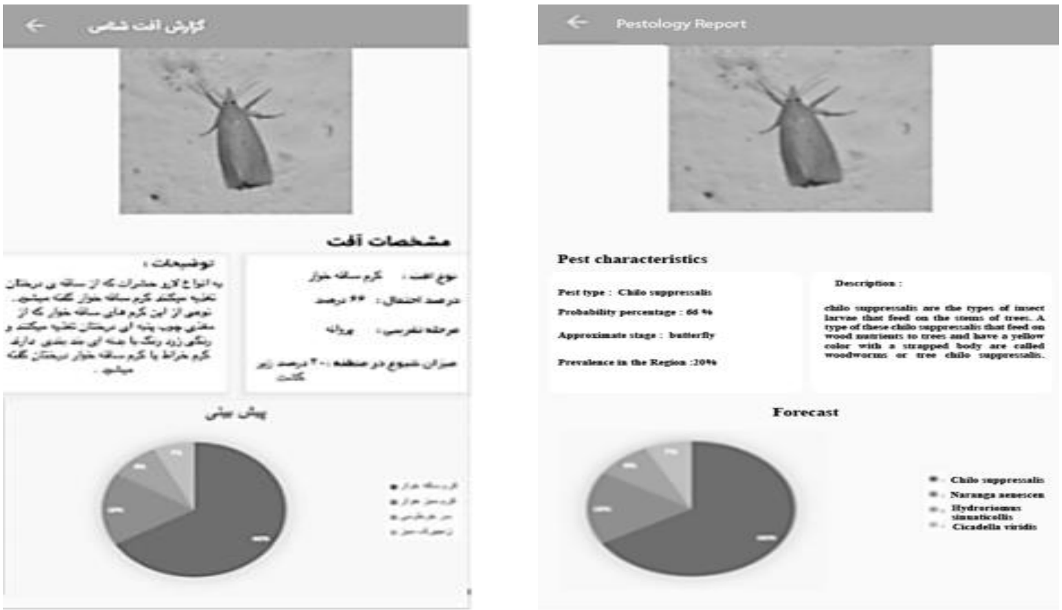
ارسال اطلاعات به کشاورز

برای استفاده از این سامانه لازم است کشاورز عکسی از آفت مورد نظر را برای سامانه ارسال نماید. سپس، سامانه با استفاده از مدل آموزش‌دیده خود مطابق شکل ۱۳ نوع آفت را تشخیص می‌دهد و دستورالعمل‌های مبارزه با این آفت برای کشاورز ارسال می‌کند تا در سریع‌ترین زمان ممکن به مبارزه با این آفت پرداخته شود.

معیار ارزیابی شبکه عصبی

برای ارزیابی نتایج طبقه‌بندی از معیارهای ارزیابی استاندارد استفاده می‌شود که مشهورترین و عمومی‌ترین معیار برای تعیین کارایی یک الگوریتم طبقه‌بندی معیار دقت[3]، معیار صحت[4] و معیار حساسیت[5] است. معیار امتیاز F1 پارامترهای دقت و حساسیت را با هم ترکیب می‌کند تا کارایی یک مدل طبقه‌بندی ارزیابی شود. برای محاسبه پارامتر ارزیابی از روابط (۸) استفاده می‌شود که در این روابط، FP[6] مربوط به تصاویر کرم ساقه‌خواری است که به اشتباه به‌عنوان حشره دیگر طبقه‌بندی شده است. FN[7] تعداد تصاویری که به اشتباه کرم ساقه‌خوار طبقه‌بندی شده‌اند. TP[8] تعداد تصاویری از کرم ساقه‌خوار است که به‌درستی تشخیص داده شده است و TN[9] مربوط تصاویری است که به‌درستی کرم ساقه‌خوار تشخیص داده نشده‌اند.

1- Binary Cross-Entropy
2- Categorical Cross-Entropy
3- Accuracy
4- Precision
5- Sensitivity
6- False Positive
7- False Negative
8- True Positive
9- True Negative



شکل ۱۳- تصویری از محیط برنامه از خروجی تشخیص آفت

Fig.13. Image of the program environment from the pest detection output

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$
$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$
$$Sensivity = \frac{TP}{TP + FN} \qquad (۸)$$
$$F1 = 2 \times \frac{Sensivity \times Precision}{Sensivity + Precision}$$

نتایج و بحث

در این تحقیق با استفاده از یادگیری عمیق نوع آفت کرم ساقه‌خوار از سایر آفت‌ها تشخیص داده شد. به دلیل ارسال تصاویر با شرایط نوری نامناسب و وجود نویز با استفاده از تولید داده‌های مصنوعی وابستگی مدل آموزش دیده به کیفیت تصاویر ارسالی کاهش یافت. مدل طراحی‌شده با ۴۰۰ ایپک زمانی به دقت ۸۸ درصد و صحت ۹۲ درصد رسیده است. همین‌طور، برای بررسی دقیق‌تر مدل پیشنهادی از معیار آماری یادآوری و معیار F استفاده شد. طبق محاسبات انجام شده مدل آموزش دیده توانست معیار یادآوری ۹۱ درصد را نشان دهد. این معیار نشان می‌دهد که مدل توانسته تا حد خیلی زیادی هر آنچه که انتظار شناسایی توسط مدل بوده را به‌خوبی شناسایی کند. همچنین، معیار F با درصد قابل‌قبول ۸۸ درصد دقت مدل آموزش‌دیده را تایید کرد. در جدول ۲ تمام معیارهای محاسبه‌شده برای این مدل آورده شد.

جدول ۲- تمام معیارهای آماری به‌دست‌آمده از مدل

Table 2- All statistical criteria obtained from the model

Accuracy	Precision	Recall	F1
88%	92%	91%	88%

کارایی شبکه‌های یادگیری عمیق و داده‌افزایی

استفاده از شبکه‌های یادگیری عمیق به جای شبکه‌های یادگیری ماشین سنتی مانند ماشین بردار پشتیبان (SVM[1]) و پرسپترون چندلایه (MLP[2]) عملکرد بهتری را در شناسایی آفت نشان می‌دهد. چن و همکاران (Chen, Liu, & Gao, 2021) پتانسیل شبکه‌های عصبی کانولوشن را در شناسایی آفت چای را ارزیابی کردند. آن‌ها با توجه به این‌که که تصاویر آفات چای در شبکه به اندازه کافی برای

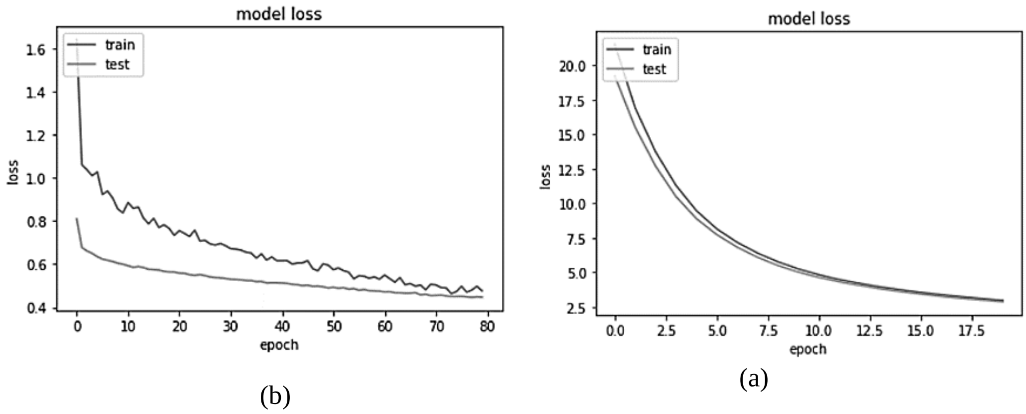
1- Support Vector Machine

2- Multilayer perceptron

آموزش شبکه عصبی کانولوشنال عمیق وجود ندارد، پیشنهاد دادند که شبکه VGGNET-1 را با تنظیم دقیق پارامترها برای آفت چای توسعه دهند. سپس این روش را با طبقه‌بندی‌های سنتی مقایسه نموده‌اند. شبکه عصبی کانولوشنال پیشنهادی دارای دقت طبقه‌بندی تا ۹۷/۷۵ درصد است در حالی‌که MLP و SVM به‌ترتیب دارای دقت ۷۶/۰۷ درصد و ۶۸/۸۱ درصد هستند (Chen, Liu, & Gao, 2021). گاتیرز و همکاران (Gutierrez *et al.*, 2019) بهترین رویکرد برای شناسایی آفت عسلک پنبه (*Bemisia tabaci*) و سفید بالک گلخانهای (*Trialeurodes vaporariorum*) را مورد بررسی قرار دادند. الگوریتم یادگیری عمیق با دقت ۸۵/۵٪ نسبت به روش نزدیک‌ترین همسایه (KNN) با دقت ۶۳/۸٪ و پرسپترون چندلایه (MLP) با دقت ۶۴/۹٪ عملکرد بهتری را نشان داده است و این بدین معنی است که یادگیری عمیق راه‌حل بهتری نسبت به تکنیک یادگیری ماشین است (Gutierrez et *al.*, 2019).

روش یادگیری عمیق نیازمند داده‌های زیادی است تا مانع بیش‌برازش در شبکه گردد. مرتضی خان رمکی و همکاران در سال ۱۳۹۹ به تشخیص آفات متداول مرکبات در شمال ایران پرداختند در این تحقیق، مدل‌های شبکه عصبی کانولوشنی برای تشخیص و شناسایی سه نوع آفت مرکبات متداول در شمال ایران نظیر پروانه مینوز، فوماژین (قارچ دوده مرکبات) و بالشتک با استفاده از تصاویر برگ‌های آلوده از طریق روش‌های یادگیری عمیق توسعه داده شده است. آن‌ها از روش داده‌افزایی برای افزایش تعداد نمونه‌های آموزشی و بهبود تعمیم‌پذیری طبقه‌بندی‌ها استفاده کردند که بر اساس آزمایش‌های انجام شده و استفاده از داده‌افزایی، دقت تشخیص مدل ResNet به ۹۶٪ درصد رسید. در این تحقیق، شبکه با داده‌های واقعی بدون تکنیک افزایش داده و همراه با داده‌های مصنوعی ساخته‌شده آموزش داده شده که استفاده از تکنیک داده‌افزایی ۰/۲۸ درصد دقت شبکه را افزایش داد (Khan Ramaki *et al.*, 2020).

در این تحقیق، به علت استفاده از شبکه عصبی عمیق کانولوشنی شخصی‌سازی‌شده برای کرم ساقه‌خوار و همین‌طور برای جلوگیری از بیش‌برازش شبکه و به منظور کاهش اشتباه (تابع هزینه) در وزن‌دهی به پارامترها از L2 استفاده شد و بعد از افزودن این تکنیک‌ها مطابق شکل ۱۴ مشاهده شد که شبکه در تکرارهای بالاتر با مقدار ضرر کمتری در انتخاب وزن‌ها و انحراف مواجه خواهد شد.



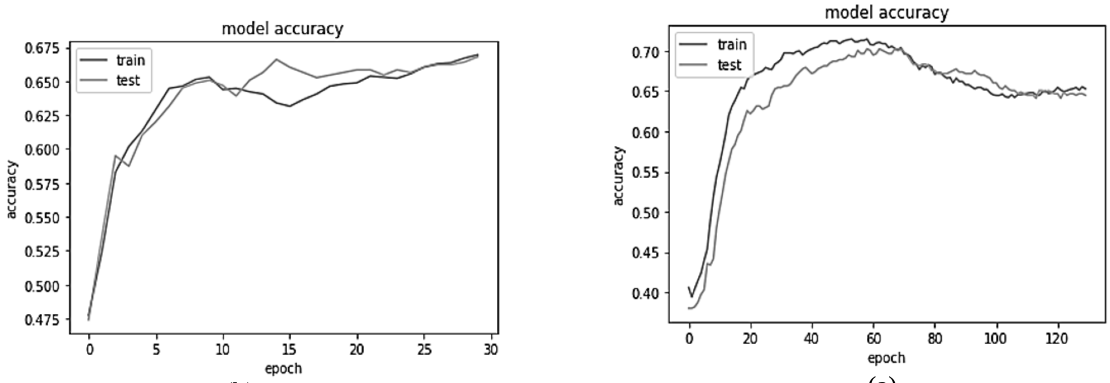
شکل ١٤– (a) تابع هزینه بدون استفاده از نظم‌دهی، (b) تابع هزینه با استفاده از نظم‌دهی

Fig.14. (a) Cost function without the use of regulation, (b) Cost function using regulation

به‌منظور دستیابی به دقت بالاتر افزایش ایپک‌های زمانی ضروری است. اما برای جلوگیری از بیش‌برازش یک لایه با تکنیک رهاسازی به شبکه با مقدار احتمال ۰/۵ اضافه شد که این تغییرات به‌خوبی در شکل ۱۵ قابل‌مشاهده است. پس از اعمال این تکنیک بر روی شبکه دوباره برای رسیدن به دقت بالاتر ایپک‌های زمانی افزایش داده شد. اما با افزایش بیشتر از ۳۵۰ ایپک تغییر محسوسی در دقت شبکه به‌دست نیامده و آموزش شبکه با ۴۰۰ ایپک به پایان رسید. در تحقیق مشابه (Khan Ramaki *et al.*, 2020)، با تنظیم پارامترهای شبکه و اضافه نمودن تکنیک‌های نرمال‌سازی L2 و تکنیک رهاسازی سعی گردید تا از وقوع بیش‌برازش جلوگیری شده و سپس، با افزایش ایپک‌های زمانی دقت شبکه افزایش یابد.

نتایج حاصل از سامانه پیشنهادی

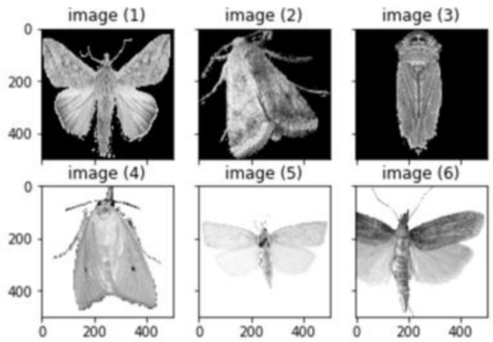
در شکل ۱۶ تعدادی از تصاویر ارسال شده از طریق برنامه برای سامانه نشان داده شده و نتایج مربوطه نیز در جدول ۳ ارائه شده است.



(b) (a)

شکل ۱۵- (a) تعداد اپک زمانی با ۳۰ اپک بدون تکنیک رهاسازی، (b) تعداد اپک زمانی با ۱۲۰ اپک بدون تکنیک رهاسازی

Fig.15. (a) Number of time 30 APCs (without dropout technique), (b) Number of time 120 APCs (with dropout technique)



شکل ١٦- تصاویر انتخاب‌شده به‌عنوان تست مدل، تصاویر حشرات مختلف (a)، تصاویر کرم ساقه‌خوار برنج (b)

Fig.16. (a) Images selected as a test model of various insect images, (b) images of *Chilo suppressalis*

جدول ۳- پیش‌بینی‌های مدل تولیدشده

Table 3- Predictions of generated model

احتمال حشره کرم ساقه‌خوار **Probability of *chilo suppressalis* insect**	**احتمال دیگر حشرات** **Another possibility of insects**	**تصاویر** **Images**
11%	89%	تصویر ۱ Image 1
22%	78%	تصویر ۲ Image 2
1%	99%	تصویر ۳ Image 3
85%	15%	تصویر ۴ Image 4
70%	30%	تصویر ۵ Image 5
81%	19%	تصویر ۶ Image 6

همان‌طور که در جدول ۳ نشان داده شده، شناسایی کرم ساقه‌خوار با دقت خوبی صورت گرفته و همچنین برنامه در برابر تصاویر حشرات مشابه دچار اشتباه نشده است. طبق آخرین اطلاع نویسندگان، نرم‌افزار مشابه با سامانه پیشنهادی وجود نداشته و این

نرم‌افزار تنها نرم‌افزار موجود در این حوزه است. به‌عنوان مثال نرم‌افزار Rice Doctor قابل نصب بر روی گوشی هوشمند بر اطلاعات توصیفی دریافتی از کشاورز از مزرعه استوار بوده و قابلیت پردازش عکس را ندارد (Jearanaiwongkul, Anutariya, Racharak, & Andres, 2021). همان‌طور که از تحقیقات پیشین به‌دست آمده استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین در ارتباط با شناسایی خودکار آفات امری رو به گسترش است اما این تحقیقات پیشین وابسته به سخت‌افزار خاصی مانند بردهای Raspberry Pi می‌باشد (Zhong, Gao, Lei, & Zhou, 2018) که این موضوع باعث محدودیت در استفاده عموم کشاورزان خواهد شد. از طرف دیگر اکثر تحقیقات انجام‌شده بر اساس اخذ تصویر توسط کارشناس مربوطه بوده و شبکه مورد نظر بر اساس این تصاویر آموزش دیده است. در این تحقیق تصاویر توسط خود کشاورز و با استفاده از واسط کاربری برنامه کشاورز هوشمند برای سامانه ارسال می‌شود. از مزیت ویژه این روش عدم وابستگی به نوع سخت‌افزار مورد استفاده است. از این‌رو، شبکه عصبی عمیق پیشنهادی در این تحقیق بر اساس داده‌های ارسالی از کشاورز بهینه شده است تا بیشترین همخوانی را با تصاویر تلفن همراه داشته باشد.

نتیجه‌گیری

استفاده از داده‌های رایگان ارسال شده توسط کشاورزان همواره از جذابیت زیادی برای محققین برخوردار بوده است. در این تحقیق سامانه هوشمند شناسایی نوع آفت (کرم ساقه‌خوار) طراحی و توسعه داده شده است. با استفاده از روش هوش مصنوعی و یادگیری عمیق نوع آفت از تصویر ارسالی توسط کشاورز به‌صورت خودکار شناسایی می‌گردد. نوع آفت تشخیص‌داده‌شده از طریق سامانه به کشاورز اطلاع داده می‌شود تا به کنترل آفت بپردازد. با استفاده از این سامانه درصد تشخیص اشتباه نوع آفت توسط کشاورز کاهش می‌یابد. کشاورز با استفاده از سامانه توسعه‌یافته و فقط با آموزش حداقلی نرم‌افزار در کمترین زمان ممکن از نوع آفت مزرعه خود مطلع می‌شود. سرعت و دقت سامانه موجب کاهش اثر مخرب آفت بر مزرعه می‌گردد. با توجه به امکان دریافت موقعیت مکانی از تصاویر ارسالی کشاورز به سامانه، تهیه نقشه گسترش آفت به‌صورت منطقه‌ای میسر است. در نتیجه، پیشنهاد می‌شود در تحقیقات آینده تاثیر مکانی این آفت بر مزارع اطراف بررسی شود. همچنین، برای افزایش دقت و بررسی دقیق‌تر مدل آموزش‌دیده می‌توان گونه‌های دیگری از حشرات مضر یا مفید در کشاورزی را در این دسته‌بندی لحاظ کرد تا این مدل بهتر بتواند تصمیم‌گیری واقعی‌تری را اتخاذ کند.

سپاسگزاری

این تحقیق در قالب طرح مزیت استانی با عنوان افزایش بازده و بهبود کیفی مزارع برنج در استان مازندران و با استفاده از اعتبارات ویژه پژوهشی دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل با شماره طرح ۱۰۹۱/م/پ انجام شده است.

References

1. Ba, J., & Frey, B. (2013). Adaptive dropout for training deep neural networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, *26*, 3084-3092.
2. Baldi, P., & Sadowski, P. (2014). The dropout learning algorithm. *Artificial Intelligence*, *210*, 78-122. https://doi.org/10.1016/j.artint.2014.02.004
3. Chen, J., Liu, Q., & Gao, L. (2021). Deep Convolutional Neural Networks for Tea Tree Pest Recognition and Diagnosis. *Symmetry*, *13*(11), 2140. https://doi.org/10.3390/sym13112140
4. Chung, C. L., Huang, K. J., Chen, S. Y., Lai, M. H., Chen, Y. C., & Kuo, Y. F. (2016). Detecting Bakanae disease in rice seedlings by machine vision. *Computers and Electronics in Agriculture*, *121*, 404-411. https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.01.008
5. Dale, D. (1994). Insect pests of the rice plant–their biology and ecology. *Biology and Management of Rice Insects*, *438*, 442.
6. Deshpande, T., Sengupta, S., & Raghuvanshi, K. (2014). Grading & identification of disease in pomegranate leaf and fruit. *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, *5*, 4638-4645.
7. Ebrahimi, M., Khoshtaghaza, M. H., Minaei, S., & Jamshidi, B. (2017). Vision-based pest detection based on SVM classification method. *Computers and Electronics in Agriculture*, *137*, 52-58. https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.03.016
8. Elfwing, S., Uchibe, E., & Doya, K. (2018). Sigmoid-weighted linear units for neural network function approximation in reinforcement learning. *Neural Networks*, *107*, 3-11. https://doi.org/10.1016/j.neunet.2017.12.012
9. Gutierrez, A., Ansuategi, A., Susperregi, L., Tubío, C., Rankić, I., & Lenža, L. (2019). A Benchmarking of Learning Strategies for Pest Detection and Identification on Tomato Plants for Autonomous Scouting Robots Using Internal Databases. *Journal of Sensors*, 5219471. https://doi.org/10.1155/2019/5219471
10. Hornberg, A. (2017). *Handbook of Machine and Computer Vision: The Guide for Developers and Users*. Wiley-

VCH. Germany.

11. Jearanaiwongkul, W., Anutariya, C., Racharak, T., & Andres, F. (2021). An Ontology-Based Expert System for Rice Disease Identification and Control Recommendation. *Applied Sciences*, *11*(21), 10450. https://doi.org/10.3390/app112110450
12. Jha, K., Doshi, A., Patel, P., & Shah, M. (2019). A comprehensive review on automation in agriculture using artificial intelligence. *Artificial Intelligence in Agriculture, 2*, 1-12. https://doi.org/10.1016/j.aiia.2019.05.004
13. Karabatak, M., & Ince, M. C. (2009). An expert system for detection of breast cancer based on association rules and neural network. *Expert Systems with Applications, 36*, 3465-3469. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.02.064
14. Khanramaki, M., Askari Asli-Ardeh, E., Kozegar, E., & Loni, R. (2021). Detection of common citrus pests in northern Iran using an artificial neural network. *Journal of Food Science and Technology (Iran), 17*(109), 143-152. https://fsct.modares.ac.ir/article-7-43117-en.html
15. Kusrini, K., Suputa, S., Setyanto, A., Agastya, I. M. A., Priantoro, H., Chandramouli, K., & Izquierdo, E. (2020). Dataset for pest classification in Mango farms from Indonesia. *Mendeley Data, V1*. https://doi.org/10.17632/94jf97jzc8.1
16. Lu, C. Y., Rustia, D. J. A., & Lin, T. T. (2019). Generative adversarial network based image augmentation for insect pest classification enhancement. *IFAC-PapersOnLine, 52*, 1-5. https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.12.406
17. Miranda, J. L., Gerardo, B. D., & Tanguilig, B. T. (2014). Pest detection and extraction using image processing techniques. *International Journal of Computer and Communication Engineering, 3*, 189. https://doi.org/10.7763/IJCCE.2014.V3.317
18. Mitchell, T. M., Carbonell, J. G., & Michalski, R. S. (1986). Machine learning: a guide to current research.
19. Najaf-Zadeh, A., & Ghaffari, H. R. (2020). A Two-Dimensional Convolutional Neural Network for Brain Tumor Detection from MRI. Original. *Quarterly of Horizon of Medical Sciences*, *26*(4), 398-413. https://doi.org/10.32598/hms.26.4.3303.1
20. Ngugi, L. C., Abdelwahab, M., & Abo-Zahhad, M. (2020). Tomato leaf segmentation algorithms for mobile phone applications using deep learning. *Computers and Electronics in Agriculture, 178*, 105788. https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105788
21. Opara, L. (2004). *Emerging technological innovation triad for smart agriculture in the 21st century*. Part I. Prospects and impacts of nanotechnology in agriculture.
22. Pantazi, X. E., Tamouridou, A. A., Alexandridis, T., Lagopodi, A. L., Kontouris, G., & Moshou, D. (2017). Detection of Silybum marianum infection with Microbotryum silybum using VNIR field spectroscopy. *Computers and Electronics in Agriculture, 137*, 130-137. https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.03.017
23. Pathak, M. (1968). Ecology of common insect pests of rice. *Annual Review of Entomology, 13*, 257-294.
24. Pew Research Center. Feb. 05, 2019. Smartphone Ownership Is Growing Rapidly Around the World, but Not Always Equally. www.pewresearch.org/global/2019/02/05/smartphone-ownership-is-growing-rapidly-around-the-world-but-not-always-equally
25. Pohl, C., Kanniah, K. D., & Loong, C. K. (2016). *Monitoring oil palm plantations in Malaysia*. Pages 2556-2559. 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS): IEEE.
26. Praveen, B., & Sharma, P. (2020). A review: The role of geospatial technology in precision agriculture. *Journal of Public Affairs, 20*, e1968. https://doi.org/10.1002/pa.1968
27. Silveira, M., & Monteiro, A. (2009). Automatic recognition and measurement of butterfly eyespot patterns. *Biosystems, 95*, 130-136. https://doi.org/10.1016/j.biosystems.2008.09.004
28. Soomro, T. R. (2015). GIS enabling smart agriculture. Smart agriculture: An approach towards better agriculture management: 1-6.
29. Soomro, T. R., Naqvi, M. R., & Zheng, K. (2001). GIS: A Weapon to Combat the Crime. Pages 228-230. Proceedings of the World Multiconference on Systemics, Cybernetics and Informatics: Information Systems Development-Volume I-Volume I.
30. Tajbakhsh, N., Shin, J. Y., Gurudu, S. R., Hurst, R. T., Kendall, C. B., Gotway, M. B., & Liang, J. (2016). Convolutional neural networks for medical image analysis: Full training or fine tuning? *IEEE Transactions on Medical Imaging, 35*, 1299-1312. https://doi.org/10.1109/TMI.2016.2535302
31. Wen, C., Wu, D., Hu, H., & Pan, W. (2015). Pose estimation-dependent identification method for field moth images using deep learning architecture. *Biosystems Engineering, 136*, 117-128. https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2015.06.002
32. Yan, Y., Feng, C. C., & Chang, K. T. T. (2017). Towards enhancing integrated pest management based on volunteered geographic information. *ISPRS International Journal of Geo-Information, 6*, 224. https://doi.org/10.3390/ijgi6070224
33. Zhong, Y., Gao, J., Lei, Q., & Zhou, Y. (2018). A Vision-Based Counting and Recognition System for Flying Insects in Intelligent Agriculture. *Sensors, 18*(5),1489. https://doi.org/10.3390%2Fs18051489
34. Zhu, Z., Zhang, R., & Sun, J. (2009). Research on GIS-based agriculture expert system. Pages 252-255. 2009 WRI World Congress on Software Engineering: IEEE.